

# 肝癌图像感兴趣目标的准确分割\*☆

史延新

## Segmentation of interesting targets in liver cancer image

Shi Yan-xin

Department of  
Mathematics and  
Physics, Xi'an  
Technology  
University, Xi'an  
710032, Shaanxi  
Province, China

Shi Yan-xin☆,  
Doctor, Senior  
engineer, Department  
of Mathematics and  
Physics, Xi'an  
Technology  
University, Xi'an  
710032, Shaanxi  
Province, China  
shiyx001@sina.com

Supported by:  
Doctoral Program  
Foundation of  
Institutions of Higher  
Education of China,  
No. 20060699032\*

Received: 2010-05-05  
Accepted: 2010-06-24

西安工业大学数  
理系, 陕西省西安  
市 710032

史延新☆, 女,  
1968年生, 山西  
省汾阳市人, 汉  
族, 1990年西安  
工业大学毕业, 博  
士, 高级工程师,  
主要从事模式识  
别、图像处理方面  
的研究。  
shiyx001@  
sina.com

中图分类号: R318  
文献标识码: B  
文章编号: 1673-8225  
(2010)35-06544-03

收稿日期: 2010-05-05  
修回日期: 2010-06-24  
(20100505003/D·Z)

### Abstract

**BACKGROUND:** Snake model is a new approach for medical image segmentation, which can overcome the defects of the traditional medical image segmentation.

**OBJECTIVE:** To propose an improved B-spline Snake model for image segmentation based on the features of liver cancer CT images.

**METHODS:** The abdominal CT image was preprocessed to obtain initial outline of liver cancer parts, and then, closed B-spline Snake model was constructed. Finally, deformed model image of accurate segmentation was obtained using the MMSE to minimize external force.

**RESULTS AND CONCLUSION:** The improved B-Snake segmentation algorithm not only reduces noises, but also converge the Snake curve to target contour edge. It is an effective method for segmenting the interesting target of liver CT images.

Shi YX. Effects of brain microvascular endothelial cells and astrocytes following treatment with baicalin on neural stem cell differentiation. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu yu Linchuang Kangfu. 2010;14(35):6544-6546.

[http://www.crter.cn http://en.zglckf.com]

### 摘要

**背景:** Snake 模型为医学图像分割提供了一个全新的分割方式, 可以克服传统图像分割方法在医学图像分割中的缺点。

**目的:** 针对肝癌 CT 图像特点, 提出了一种改进的 B 样条曲线的 Snake 模型图像分割算法。

**方法:** 对腹部 CT 图像进行预处理, 获得肝脏癌变部分的初始轮廓, 再构造闭合 B 样条 Snake 模型, 最后使用 MMSE 最小化外力变形模型以实现图像的准确分割。

**结果与结论:** 改进的 B-Snake 分割算法不仅减少了噪声的影响, 而且使 Snake 曲线较好地收敛于目标轮廓边缘, 对于肝癌 CT 图像该方法取得了感兴趣目标的良好分割效果。

**关键词:** 肝癌; B 样条曲线; CT; Snake 模型; MMSE; 图像分割

doi:10.3969/j.issn.1673-8225.2010.35.021

史延新. 肝癌图像感兴趣目标的准确分割[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(35):6544-6546.

[http://www.crter.org http://cn.zglckf.com]

## 0 引言

随着医学成像在临床诊断和治疗的作用越来越显著, 医学图像分割成为医学图像分析领域的一个挑战性的研究课题<sup>[1]</sup>。由于人体生理结构的复杂性、人体组织器官结构的特异性、以及医学图像本身具有的模糊性和各种噪声的影响, 一般图像分割方法对于医学图像的分割效果并不理想<sup>[2]</sup>。Snake 模型为医学图像分割提供了一个全新的分割方式, 该模型在全局的层次上对图像进行分割, 将图像本身的视觉特征与先验知识结合起来, 且具有交互能力, 可以克服传统图像分割方法在医学图像分割中的缺点<sup>[3]</sup>。

据卫生部统计, 自20世纪90年代以来肝癌已上升为恶性肿瘤的第2位, 并且近年来有年轻化趋势。肝癌的恶性程度很高, 有“癌中之王”的称号。肝癌的治疗以手术切除为

首选, 肝癌手术切除术后5年生存率为36.2%, 而早期小肝癌则达79.8%。因此肝癌的早期发现、早期诊断、早期治疗, 意义重大。本文主要基于以上特点, 讨论小肝癌的分割算法。

## 1 Snake原始模型

Kass等<sup>[4]</sup>人提出的Snake参数活动模型是一种典型的变分求解问题。他们将弹性力学中的弹性势能及弯曲势能引入模型, 将其作为模型的内部能量, 并与来自图像信息的外部能量有机结合。演化曲线在内部能量作用下, 保持曲线的平滑, 在外部能量引导下向目标处演化, 当模型能量达到最小, 即达到力平衡状态时, 演化结束。

Snake 可以描述成一条参数曲线:  $v(s)=[x(s), y(s)]$ , 其中  $s$  是弧长。定义以  $v(s)$  为变量的能量函数  $E_{Snake}$ , 即,

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s))ds \tag{1}$$

$$= \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))ds$$

其中 $E_{int}$ 表示内部能量;  $E_{image}$ 表示图像能量;  $E_{con}$ 表示外部能量;  $v(s)$ 是Snake沿路径 $s$ 上的点; 路径 $s$ 的长度归一化到1。内部能量函数保持样条曲线的弹性和光滑。外部能量函数主要决定轮廓收敛于图像特征点。

近年来, 有的学者在Snake模型图像分割改时算法基础上, 提出了膨胀模型、梯度矢量流(GVF)模型、拓扑(T-Snake)模型等。这种模型的突出优点是, 无论图像的质量如何, 总可以得到光滑、封闭的目标边界, 相对于其它方法, 更适合处理个体差异明显、结构复杂的图像。

## 2 改进闭合B样条Snake模型

### 2.1 3次B样条曲线 B样条曲线方程定义为:

$$P(s) = \sum_{i=0}^n Q_i N_{i,k}(s) \tag{2}$$

其中,  $Q_i(i=0,1,\dots,n)$ 是控制多边形的顶点,  $N_{i,k}(t)$  ( $i=0,1,\dots,n$ )称为 $k$ 阶( $k-1$ 次)B样条基函数, 其中每一个称为B样条, 它是一个称为节点矢量, 即非递减的参数 $t$ 序列 $T: t_0 \leq t_1 \leq \dots \leq t_{n+k}$ 所决定的 $k$ 阶分段多项式, 也即为 $k$ 阶( $k-1$ 次)多项式样条。

三次B样条,  $n=3$ :

$$P(s) = \sum_{i=0}^n Q_i N_{i,3}(s) = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} s^3 & s^2 & s & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & 6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_0 \\ Q_1 \\ Q_2 \\ Q_3 \end{bmatrix} \tag{3}$$

一个3次B样条闭曲线(图1)有 $n+1$ 控制点  $Q_i = [x_i, y_i]^T, i = \{0,1,\dots,n\}$  分割为 $n+1$ 连接曲线  $\{g_{i(s)} = (x_i(s), y_i(s)), i = 1,2,\dots,n+1\}$ 。曲线段之间的连接点称为结点  $P_i(i=1,2,\dots,n+1)$ 。B样条在  $P_i=g_i(0), (i=1,2, \dots, n-1)$  连结在一起。每个曲线段是4个3次多项式的由参数 $s$ 的一个线性组合, 这里 $s$ 通常定义在0和1之间( $0 \leq s \leq 1$ )。

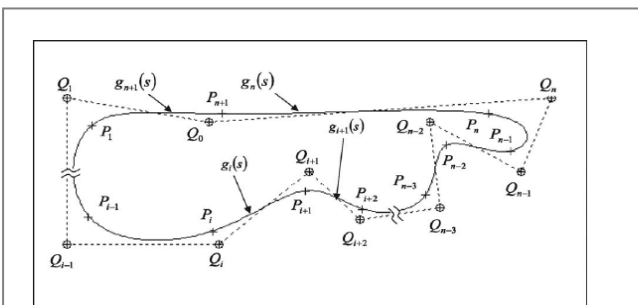


Figure 1 A closed cubic B-spline curve  
图1 闭合3次B样条曲线

2.2 闭合B样条Snake模型 传统Snake是基于点的变形模型, 它的变形由用能量函数计算的外力和内力驱动。通过研究Snake原理, 使用闭合B样条表示描述曲线进行改进。由于B样条维护光滑度由硬约束隐含表示, 所以使用B样条的Snake模型可以省略内力。B样条Snake模型的整个能量函数由沿着B样条Snake模型的 $E(r(s))$ 求和定义。即,

$$E_{B-Snake} = \int_0^1 E(R(S))ds \tag{4}$$

为了定义图像边缘特征, 上述表示必须沿B样条Snake模型曲线最小化。所以, 平衡时(当图像力消失),  $r(s)$ 稳定闭合到对象轮廓。

作者选择梯度矢量流(GVF)作为封闭B样条Snake模型的外力。由于GVF有很大的捕获范围, 作为灰度图像的或二值图像的梯度向量的扩散来计算。

2.3 最小均方误差逼近 当B样条Snake模型在对象边缘, 它的全部外力应该为0, 即,

$$F_{ext} = \int_0^1 f_{ext}(r(s))ds = 0 \tag{5}$$

另一方面, 如果全部外力为0, 则曲线位置不变。作者将 $t$ 时刻的水平外力求和与曲线的位置改变相联系,

$$f_{ext}(r^t(s)) = \gamma(r^t(s) - r^{t-1}(s)) \tag{6}$$

这里,  $\gamma$ 是步长。曲线的位置改变可以映射到 $t$ 时刻控制点 $Q$ 的调整。定义 $\Delta Q(t)$ 为 $t$ 时刻 $Q$ 的调整, 于是我们有,

$$Q(t) = Q(t-1) + \Delta Q(t) \tag{7}$$

局部化外力 $f_{ext}(r^t(s))$ 可以沿B样条Snake模型采样。作者使用最小均方误差数字化等式(5), 以矩阵形式给出<sup>[5]</sup>,

$$\Delta Q(t) = \gamma^{-1} [M^T \ M]^{-1} M^T F \tag{8}$$

其中,  $\gamma$ 是步长,  $M$ 是矩阵,

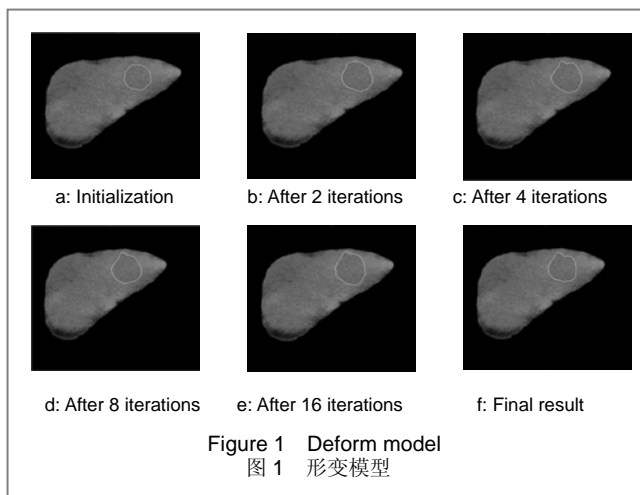
$$M = \begin{bmatrix} M_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & M_2 & 0 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & \dots & 0 & M_{n-3} & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & M_{n-2} \\ M'_{n-1} & 0 & \dots & 0 & M_{n-1} \\ M'_n & 0 & \dots & 0 & M_n \\ M'_{n+1} & 0 & \dots & 0 & M_{n+1} \end{bmatrix} \tag{9}$$

2.4 算法 一张腹部的肝脏CT图一般由6个部分组成, 分别是: 背景/空气、肝脏、软组织、骨骼/血管、肾脏、胃肠道。肝脏灰度与其它组织有较明显差别, 并且相互间有浸润, 部分边界模糊, 肝脏图像自身存在较明显的灰度不一致性为分割造成了困难。

在肝脏肿瘤的分割算法中, 首先必须进行预处理。本文先对图像进行平滑处理并利用肝脏的先验知识, 如肝脏的形状、位置以及灰度值等, 预测肝脏大致位置。肝脏大致位于CT图的左上部并且一般包裹在肋骨中<sup>[6]</sup>, 由于肋骨是高密度组织, 在CT图中很容易检测到, 通过以上分析可以检测到感兴趣区域, 再通过递归多尺度形态滤波和区域标记得得到肝脏的初始轮廓<sup>[7]</sup>。

在预处理后的肝脏图像上, 获得肝脏癌变部分的初始轮廓。并在初始轮廓上选取初始控制点。

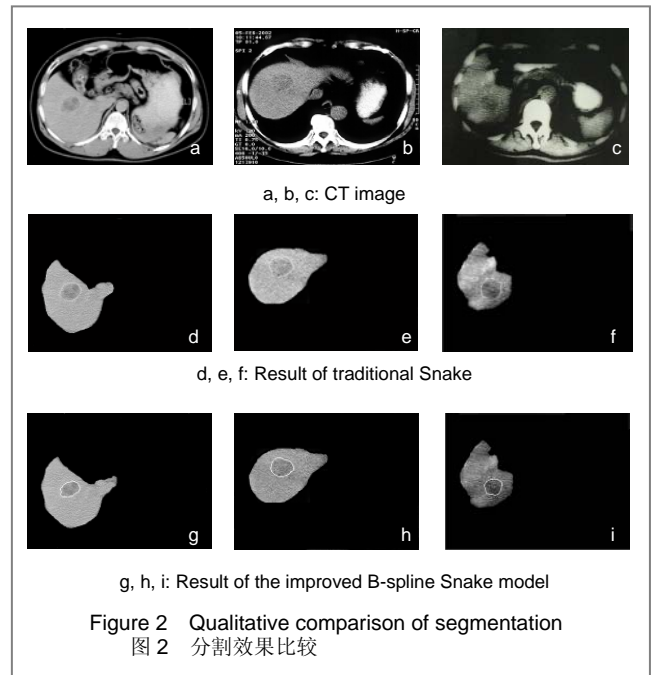
最后按第3节构造3次B样条曲线的Snake模型。最后使用最小均方误差MMSE最小化外力变形模型, 见图1。迭代次数预设为32次。



具体算法步骤如下: ①对腹部CT图像进行预处理。②获得肝脏癌变部分的初始轮廓。③在初始轮廓上选取初始控制点。④初始化闭合B样条Snake模型。⑤使用MMSE最小化外力变形模型。⑥结束。

### 3 实验结果和结论

为了验证本算法的有效性, 应用上述改进的B-Snake分割算法对多幅肝脏小肝癌CT图像进行了分割实验, 见图2。2a, 2d, 2g为CT原图, 2b, 2e, 2h为对应的CT原图分别使用传统Snake进行分割的结果, 2c, 2f, 2k为对应的CT原图分别使用改进B-Snake算法进行分割的结果。实验结果表明, 改进的B-Snake分割算法不仅减少了噪声的影响, 而且使Snake曲线较好地收敛于目标轮廓边缘, 对于肝癌CT图像该方法取得了感兴趣目标的良好分割效果。



此算法在预处理腹部 CT 图像上获得肝脏癌变部分的初始轮廓, 使用闭合 B 样条 Snake 模型, 利用 B 样条维护光滑度由硬约束隐含表示的特性, 省略 Snake 模型的内力, 并用 MMSE 最小化外力变形模型, 从而获得较为精确的分割结果。由于人体生理结构的复杂性、人体组织器官结构的特异性等问题, 本算法为交互式的算法, 如何实现分割的自动化还有待于进一步的研究。

### 4 参考文献

- [1] Song YQ. Beijing: Tsinghua University Press. 2008:98-105. 宋余庆. 数字医学图像[M].北京:清华大学出版社,2008:98-105
- [2] Chi DX, Xu Gang. Shanghai Jidian Xueyuan Xuebao. 2008; 11(2):125-127. 迟东祥,徐刚.肝脏MR图像的初步分割[J].上海机电学院学报,2008, 11(2):125-143.
- [3] Wang JZ. Diannao Zhishi yu Jishu. Diannao Zhishi yu Jishu. 2009;12(4):3216-3218. 王建中.Snake模型在医学图像分割中的应用[J].电脑知识与技术, 2009,12(4):3216-3218.
- [4] Kass M, Witkin M, Terzopoulos D.Snakes: Active contour models.International Journal of Computer Vision. 1987;1(4): 321-331.
- [5] Y Wang,E.K. Teoh, D shen. Lane detection and tracking using B-Snake. Image and Vision Computing. 2004;22(4):269-280.
- [6] Lim S J,Jeong Y Y,Lee C W,Ho Y S.Automatic segmentation of the liver in CT images using the watershed algorithm based on morphological filtering.Proceedings of Society for Optical Engineering(SPIE).2004;5370(1):1658-1666.
- [7] Zhao YQ, Wang XF, Li GY. Guangdianzi•Jifang. 2009;20(4):563-566. 赵于前,王小芳,李桂源.基于多尺度多结构元素的肝脏图像分割[J]. 光子学•激光.2009,20(4):563-566.

来自本文课题的更多信息—

基金资助: 高等学校博士学校点专项科研基金资助项目 (20060699032)。

利益冲突: 课题未涉及任何厂家及相关雇主或其他经济组织直接或间接的经济或利益的赞助。